

T-S 型模糊 RBF 神经网络多变量 自适应控制器的研究

鲍 鸿¹, 黄心汉², 李锡雄¹

(1. 广东工业大学 电气工程及自动化系, 广东 广州 510090;

2. 华中理工大学 自动控制工程系, 湖北 武汉 430074)

摘要: 提出 T-S 型模糊 RBF 神经网络模型, 并将该网络模型应用于多变量控制系统, 构成多变量自适应控制器. 同时对网络结构和参数的学习算法及网络参数的在线自学习算法进行研究. 仿真结果表明本文提出的学习方法是有效的, 该多变量控制器具有良好的自适应控制能力.

关键词: 模糊控制; 神经网络; 多变量控制; 自适应控制

中图分类号: TP18

文献标识码: A

文章编号: 1007-7162(1999)04-0010-07

多变量控制是目前控制领域的一个研究热点, 也是一个难点. 模糊控制方法应用于多变量控制是该研究的一种智能控制方法. 但是, 模糊多变量控制器的一个致命弱点是随着控制变量的增加而使模糊控制规则数急剧增加, 从而导致控制方法的失效. 在实时控制系统和自适应控制系统中这个缺点尤其突出. 为了解决“维数爆炸”问题, 各国学者做了大量的工作. 1985 年日本学者 Takagi 和 Sugeno 提出的线性局域模型是一个有效减少模糊规则个数的方法^[1].

所谓 Takagi-Sugeno(T-S) 型模糊系统是模糊规则定义为如下形式的模糊推理系统:

$R^{(l)}$: 如果 x_1 为 F_1^l , x_2 为 F_2^l , ..., x_n 为 F_n^l ,

则 $y^l = g(X)$.

其中 $g(X)$ 为多项式函数. 如果取 $g(X)$ 为 n 个输入变量的一次多项式, 则有

$$y^l = \alpha_0^l + \alpha_1^l x_1 + \alpha_2^l x_2 + \dots + \alpha_n^l x_n.$$

由于 T-S 型模糊推理模型的结论部分用线性局域方程取代了一般推理过程中的模糊数(当采用最大值反模糊化或中心值反模糊化时, 结论模糊数为常数), 因此 TS 模型可用少量的模糊规则生成较复杂的非线性函数. 这在处理多变量系统时能有效地减少模糊规则的个数, 因而产生巨大的优越性.

本文将 T-S 型模糊推理系统与径向基(RBF)神经网络相结合, 在 T-S 型模糊推理系统与 RBF 神经网络函数等价原理的基础上, 提出 T-S 型模糊 RBF 神经网络模型; 同时讨论一种基于输入空间模糊最优的网络学习算法, 以解决控制系统的自组织和自学习问题. 本文讨论的重点是将该网络应用于多变量控制系统, 构成自适应模糊控制器, 以及该控制器参数的在线自学习方法. 最后, 对由 30 个塔盘组成的精馏塔多变量控制系统进行计算机仿真实验. 仿真结果表明本文提出的学习方法是有效的, 该控制器可实现多变量自适应控制的要求.

收稿日期: 1999-04-05

作者简介: 鲍鸿 (1962), 女, 副教授; 主要研究方向: 智能控制, 工业自动化, 传感器技术.

1 T- S 型模糊 RBF 神经网络及学习方法

1.1 T- S 型模糊推理系统与 RBF 神经网络的函数等价性

RBF 网络是一种新型的神经网络模型. 已经证明 RBF 网络可在任意精度下逼近任意的非线性函数, 且不存在局部最小问题, 是一种品质良好的网络^[2]. RBF 网络的典型结构是一个三层前向网络, 其中隐含层单元为取径向基函数的局部感受单元. 归一化的 RBF 网络可描述为:

$$y = \sum_{i=1}^{n_r} g_i(X) \cdot \mu_i(\|X - c_i\|) \bigg/ \sum_{i=1}^{n_r} \mu_i(\|X - c_i\|).$$

(1)

文献[3] 在一般模糊推理系统与 RBF 神经网络函数等价性的基础上详细证明了 RBF 神经网络与 T- S 型模糊推理系统的函数等价性, 此处仅引用其结论.

- 定理 1 归一化 RBF 神经网络与 T- S 型模糊推理系统在下列条件满足时具有函数等价性.
- (1) RBF 网络的中心值个数等于模糊推理系统“IF-THEN”规则条数.

(2) 模糊推理系统中每一个模糊子集的隶属函数选择径向高斯函数.

(3) 模糊推理采用 T- 范数.

(4) RBF 网络和模糊推理系统采用相同的总输出形式.

1.2 T- S 型模糊 RBF 神经网络

定义 1 T- S 型模糊 RBF 神经网络(T- SFRBFN) 定义为完成模糊合成推理映射 M_1 和输出映射 M_2 , 且输出层权函数为输入变量一次多项式的 RBF 神经网络.

这里 M_1 映射是指从输入变量空间到模糊规则合成空间的映射, 它包括模糊子映射和规则合成子映射, 表达了模糊控制规则的 IF 部分. 在如图 1 所示的 T- S 型模糊 RBF 神经网络结构图中, M_1 映射为第一至三层, 它将输入变量 X 映射到归一化的隶属函数

$$\mu_i = \mu(\|X - c_i\|) \bigg/ \sum_{i=1}^m \mu(\|X - c_i\|).$$

M_2 映射是指从模糊规则合成空间到输出空间的映射, 它表达的是模糊控制规则的 THEN 部分, 即图 1 中的第四层. 其中连接权函数为输入变量的一次多项式 $g_i(X) = \alpha_0 + \alpha_1^i x_1 + \dots + \alpha_n^i x_n$, 映射结果为

$$y = \sum_{i=1}^m \mu_i(\|X - c_i\|) \cdot g_i(X) \bigg/ \sum_{i=1}^m \mu_i(\|X - c_i\|).$$

(2)

1.3 T- S 型模糊 RBF 神经网络学习算法

对于任意给定的非线性函数 $f(x)$, 当用 T- S 型模糊 RBF 神经网络对其重构时, 我们希望网络输出 $y(x)$ 满足

$$E = \|f(x) - y(x)\| = \min.$$

(3)

式(3) 中的误差由两部分组成: 一是结构参数引起的误差, 即网络中心值和径向基函数形状的估计误差; 另一是结论参数引起的误差, 即网络局域方程的估计误差. 要使上式最小, 必须使该两项误差都达到最小.

设标准误差函数为^[4]

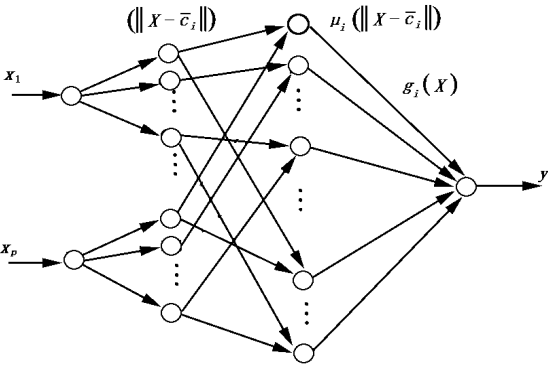


图 1 T- S 型模糊 RBF 神经网络模型

$$J(\mu, c, \alpha) = p_1 \left[\sum_{t=1}^N \sum_{l=1}^m \mu_l(t)^\gamma \|X(t) - c_l\|^2 \right] + p_2 \left[\sum_{i=1}^N \sum_{l=1}^m \mu_l(t)^\gamma \cdot e_l(t)^2 \right],$$

$$e_l(t) = y(t) - \varphi(t) \cdot \alpha^l, \quad \varphi(t) = [1 \quad X(t)], \quad (4)$$

$$\alpha^l = [\alpha_0^l \quad \alpha_1^l \quad \dots \quad \alpha_n^l].$$

式(4)中, N 为样本总数, m 为中心值的个数, γ 为直接影响隶属函数形状的宽度函数.

$c_l = [c_{l1}, c_{l2}, \dots, c_{ln_l}]^T$ 表示第 l 个中心值, $\|X(t) - c_l\|$ 为第 t 个样本对于第 l 个中心的距离.

α^l 为第 l 个结论参数估计, $\hat{y}(t) = \varphi(t) \cdot \alpha^l$ 为第 t 个样本的网络输出估计.

$\mu_l(t)$ 为第 t 个样本对于第 l 个中心的隶属度, 对于所有的 t , $\sum_{l=1}^m \mu_l(t) = 1$.

式(4)中的第一项达到最小, 对应输入空间的最优划分, 即中心值的最优取值. 第二项达到最小, 对应输出误差达到最小, 即网络的局域方程达到最优估计. 通过选取优化因子 p_1 和 p_2 的值, 可调整优化的侧重程度.

定理 2 式(4)达到最小的条件是

$$c_l = \frac{\sum_{t=1}^N \mu_l(t)^\gamma \cdot X(t)}{\sum_{t=1}^N \mu_l(t)^\gamma}, \quad l = 1, 2, \dots, m;$$

$$\alpha^l = [\Phi^T D_l \Phi]^{-1} \Phi^T D_l Y, \quad l = 1, 2, \dots, m;$$

$$\Phi = [\varphi(1), \varphi(2), \dots, \varphi(N)]^T;$$

$$Y = [y(1), y(2), \dots, y(N)]^T;$$

$$D_l = \text{diag}[\mu_l(t)^\gamma]_{N \times N}.$$
(5a)

如果 $p_1 \|X - c_l\| + p_2 \cdot e_l^2(t) \neq 0$, $\sigma = 1/\gamma - 1$, 则

$$\mu_l(t) = \left\{ [p_1 \|X(t) - c_l\|^2 + p_2 e_l^2(t)]^\sigma \cdot \sum_{j=1}^m \left[\frac{1}{p_1 \|X(t) - c_j\|^2 + p_2 e_j^2(t)} \right] \right\}^{-1}, \quad (5b)$$

$$\text{否则} \quad \mu_l(t) = \begin{cases} 1, & j = l; \\ 0, & j \neq l. \end{cases}$$

当用式(5)聚类方法得到各中心值 $c_l (l = 1, 2, \dots, m)$ 后, 网络的结构就确定了. 由式(5)算法直接导出的隶属函数为钟型函数:

$$\mu_l(t) = \left[\sum_{j=1}^m \frac{\|X(t) - c_l\|^{2\sigma}}{\|X(t) - c_j\|^{2\sigma}} \right]^{-1}. \quad (6)$$

归纳上聚类算法, 得到 T-SFRBFN 学习步骤:

步骤 1 选取优化因子 p_1, p_2 和隶属函数形状系数 γ , 选择中心个数 m . 给定学习终结参数

ξ , 误差函数 ξ 和初始隶属度 $\mu_l^{(0)}$, $\sum_{l=1}^m \mu_l^{(0)} = 1$.

步骤 2 根据式(5)计算修改 $\mu_l^{(k)}$.

步骤 3 当 $\|\mu^{(k+1)} - \mu^{(k)}\| > \xi$, 重复步骤 2.

步骤 4 当所有采样点 $(X(t), y(t))$ 的平方和误差函数 $e^2 = \sum_{t=1}^N \|y(t) - \hat{y}(t)\|^2 \leq \xi$ 学习

结束. 否则, 增加中心值个数 m , 重复步骤 1~4.

2 T- SFRBFN 自适应控制系统

2.1 T- SFRBFN 自适应控制系统结构

图2为多变量T- SFRBFN 自适应模糊控制系统的原理框图. $y_i(i = 1, 2, \dots, n)$ 为系统给定, $y_i(i = 1, 2, \dots, n)$ 为系统输出. $e_i(i = 1, 2, \dots, n)$ 为系统设定值与系统实际输出值的偏差, ee_i 为偏差 e_i 的变化率, $q_i(i = 1, 2, \dots, v)$ 为模糊调节器的输出.

系统中控制器是用 T- SFRBFN 设计的多变量适应模糊调节器. 它的设计参数主要有中心值 c_l , 形状系数 γ

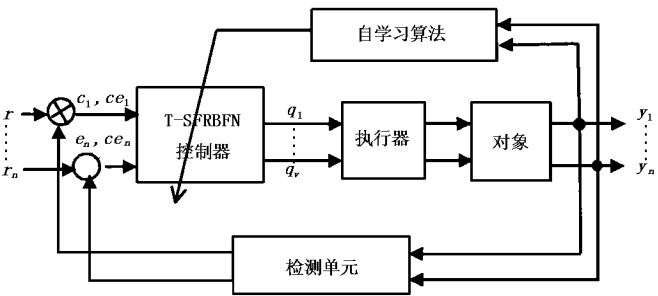


图2 多变量模糊自适应控制系统原理框图

和局域方程 $g^l(X)$. 当我们从以往的操作中或从控制专家得到该控制策略的经验数据后, 根据上节的最优模糊聚类算法可以得到相应的聚类中心 c_l 和局域方程 $g^l(X)$ 形成初始控制模型.

由于操作数据和专家经验数据都存在一定的局限性和误差, 而且被控对象参数在控制过程中常常是变化的. 因此, 要使控制器具备一定的鲁棒性和自适应性, 必须使控制器具有在线自学习功能.

2.2 局域方程的在线自学习算法

首先我们讨论用最速下降法进行网络局域方程的在线自学习.

对于图2所示的MIMO 控制系统, 设 T- SFRBFN 控制器中, 第 k 时刻合成层的和 i 个结点中第 j 个输出结点的连接权重为 $g_{ij}(k)$, $g_{ij}(k)$ 即为第 j 个输出结点的第 i 个局域方程. 则有

$$g_{ij}(X) = \alpha_0^j + \alpha_1^j x_1 + \alpha_2^j x_2 + \dots + \alpha_n^j x_n = \alpha^j \cdot X.$$

根据最速下降法, 第 $k + 1$ 时刻的局域方程修改为:

$$\alpha^j(k + 1) = \alpha^j(k) + \Delta \alpha^j(k), \tag{7}$$

其中
$$\Delta \alpha^j(k) = [\Delta \alpha_0^j(k), \Delta \alpha_1^j(k), \dots, \Delta \alpha_n^j(k)] = - \beta \frac{\partial E(k)}{\partial \alpha^j(k)},$$

式中 $E(k)$ 为性能指标, 令:

$$E(k) = \sum_{i=1}^n \frac{1}{2} [y_i(k) - y_i(k)]^2, \tag{8}$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial E(k)}{\partial \alpha^j(k)} &= \frac{\partial E(k)}{\partial q_j(k)} \cdot \frac{\partial q_j(k)}{\partial \alpha^j(k)} = \sum_{i=1}^N -e_i(k) \frac{\partial y_i(k)}{\partial \alpha_j(k)} \frac{\partial q_j(k)}{\partial \alpha^j(k)} = \\ &= \sum_{i=1}^n -e_i(k) \frac{\partial y_i(k)}{\partial q_j(k)} \cdot \left[\frac{\partial q_j(k)}{\partial \alpha_0^j(k)}, \frac{\partial q_j(k)}{\partial \alpha_1^j(k)}, \dots, \frac{\partial q_j(k)}{\partial \alpha_n^j(k)} \right] = \\ &= \sum_{i=1}^n -e_i(k) \frac{\partial y_i(k)}{\partial q_j(k)} \cdot \frac{\mu_i}{\sum_{l=1}^m \mu_l} \cdot [1, x_1(k), \dots, x_n(k)]. \end{aligned} \tag{9}$$

对于输出响应的变化方向与其控制作用关系已知的对象, $\frac{\partial y_i(k)}{\partial q_j(k)}$ 可用下式估计.

$$\frac{\partial y_t(k)}{\partial q_j(k)} = \operatorname{sgn}\left(\frac{\partial y_t(k)}{\partial q_j(k)}\right) \cdot \left|\frac{\partial y_t(k)}{\partial q_j(k)}\right| = \operatorname{sgn}\left(\frac{\partial y_t(k)}{\partial q_j(k)}\right) \cdot \left|\frac{\Delta y_t(k)}{\Delta q_j(k)}\right|, \tag{10}$$

式中 $\operatorname{sgn}(\bullet)$ 是取符号函数, 当系统确定时, 它保持不变. 而 $\left|\frac{\Delta y_t(k)}{\Delta q_j(k)}\right|$ 是系统输出变化对输入变化的变化率.

由此可得, 局域方程参数可修改为:

$$\begin{aligned} \alpha^{jj}(k+1) &= \alpha^{jj}(k) + \Delta \alpha^{jj}(k) = \\ &\alpha^{jj}(k) + \beta \cdot \sum_{i=1}^n e_i(k) \cdot \frac{\partial y_t(k)}{\partial q_j(k)} \cdot \frac{\mu_i}{\sum_{i=1}^p \mu_i} \cdot [1, x_1(k), \dots, x_n(k)] = \\ &\alpha^{jj}(k) + \beta \cdot \sum_{i=1}^n e_i(k) \cdot \operatorname{sgn}\left(\frac{\partial y_t(k)}{\partial q_j(k)}\right) \cdot \left|\frac{\Delta y_t(k)}{\Delta q_j(k)}\right| \cdot \frac{\mu_i}{\sum_{i=1}^p \mu_i} \cdot [1, x_1(k), \dots, x_n(k)], \end{aligned} \tag{11}$$

式中 $0 \leq \beta \leq 1$ 为学习率.

3 仿真结果

本节以一个具有 30 个塔盘的精馏塔为控制对象, 阐述如何应用 T-S 型模糊 RBF 神经网络将精馏塔控制系统构造为一个多变量控制器.

精馏塔是一个具有强关联的两输入、两输出对象^[5], 其数学模型为:

$$\begin{bmatrix} y_1(s) \\ y_2(s) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{0.088}{(1+75s)(1+722s)} & \frac{0.1825}{(1+15s)(1+722s)} \\ \frac{0.282}{(1+10s)(1+1850s)} & \frac{0.412}{(1+15s)(1+1850s)} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_1(s) \\ u_2(s) \end{bmatrix}, \tag{12}$$

其中 y_1, y_2 分别是塔顶和塔底精馏物组分, u_1, u_2 分别为精馏塔回流速率和蒸汽速率.

首先, 采用第 1 节所述的模糊最优聚类算法对原始控制经验数据和专家控制决策数据进行聚类, 得到 T-SFRBFN 控制器原始模型, 构成如图 2 所示的控制系统. 这里取 $p_1 = 1, p_2 = 1, \zeta = 0.08, \zeta = 1$, 聚类后得到 $m = 16$ 个局域方程 $y^l(l = 1, 2, \dots, 16)$.

分别将系统给定 u_1, u_2 设定为单位阶跃函数, 对构成的模糊控制系统进行仿真试验, 图 3 为仿真结果. 可以看出由模糊最优聚类算法得到的 T-SFRBFN 控制系统输出稳定, 曲线平滑.

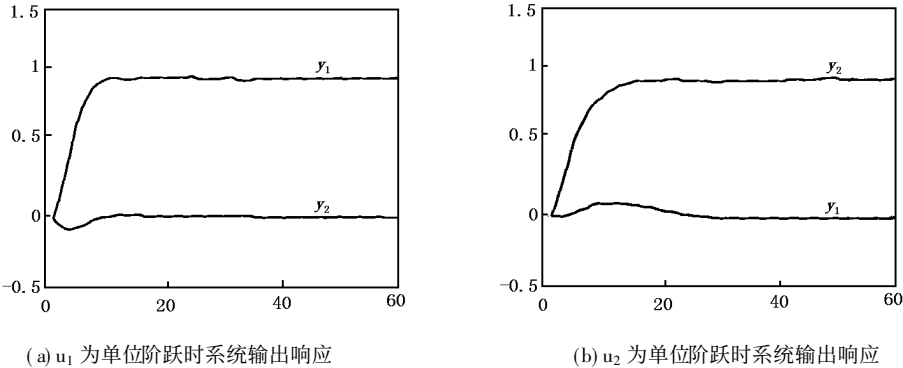


图 3 T-SMRBFN 控制器仿真结果

目前的研究结果认为模糊控制系统具有很强的鲁棒性. 但是当对象参数发生较大的变化时, 系统必须通过一定的算法修正控制器参数以适应对象的变化. 为检验系统的自适应能力, 我们将对象特性发生变化后的系统进行仿真试验. 变化后的对象数学模型为:

$$\begin{bmatrix} y_1(s) \\ y_2(s) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{0.068}{(1+80s)(1+722s)} & \frac{0.1715}{(1+18s)(1+722s)} \\ \frac{0.262}{(1+10s)(1+1870s)} & \frac{0.311}{(1+17s)(1+1870s)} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_1(s) \\ u_2(s) \end{bmatrix}.$$

图 4 为对象特性在 $t = 40$ 时发生变化后系统的输出响应曲线. 其中实线为系统采用第 2.2 节的局域方程在线自学习算法(学习率 $\beta = 0.9$) 经过 3 次在线自学习后的输出响应曲线; 虚线为系统无在线自学习功能时的输出响应曲线. 由此可以看出具有在线自学习算法的 T-SFRBFN 控制器能迅速地跟随对象变化, 具有良好的鲁棒性和自适应能力.

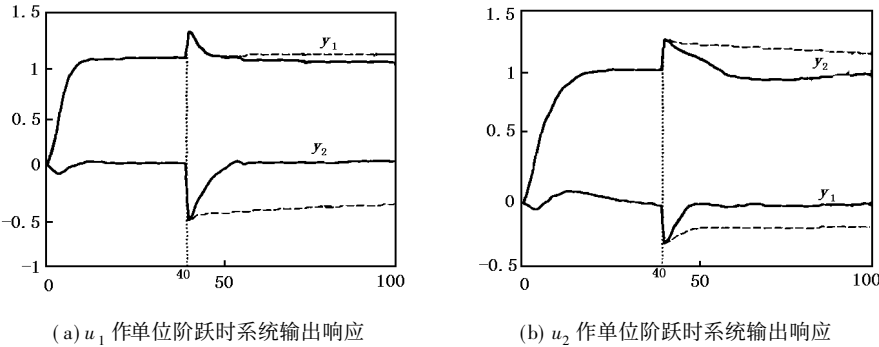


图 4 对象特性发生变化时, 控制系统的仿真结果

4 结论

本文提出的 T- S 型模糊 RBF 神经网络所构成的多变量自适应模糊控制器是实现模糊自适应控制和减少多变量模糊控制规则数的一种有效途径. 本文提出的模糊最优聚类学习算法和在线自学习算法解决了 T- SFRBFN 控制器的自组织和在线自调整问题. 仿真结果表明该模糊控制器能够完成多变量控制任务, 达到满意的控制效果. 同时系统具有良好的鲁棒性和自适应能力.

参考文献:

[1] Takagi T, Sugeno M. Fuzzy identification of system and its application to modeling and control[J], IEEE Trans. Syst., Man, Cyber., 1985, (1): 116~ 132.

[2] Bianchini M, Frasconi P, Cori M. Learning without minima in radial basis function networks[J], IEEE Trans. On Neural Networks, 1995, (3): 749~ 756.

[3] Hunt K J. Extending the functional equivalence of radial basis function networks and fuzzy inference system[J], IEEE Trans. On Neural Networks, 1996, (3): 776~ 781.

[4] Cao S G, Rees W, Feng G. Analysis and design for a class of complex control system[J], Part I: Fuzzy modeling and identification, Automatica, 1997, (6): 1017~ 1028.

[5] 庞国仲, 白方周, 濮洪钧. 多变量控制系统实践. 合肥: 中国科学技术大学出版社, 1990. 76~ 80.

On the T- S Fuzzy RBF Network Multi- variable Adaptive Controller

BAO Hong¹, HUANG Xin-han², LI Xi-xiong¹

(1. Dept. of Electrical Engineering and Automation, GDUT, Guangzhou 510090, China;

2. Dept. of Automatic Control Engineering, Huazhong University of Science and Technology, , Wuhan 430074, China)

Abstract: A new type of Takagi- Sugeno(T- S) fuzzy radial basis function (RBF) neural network was proposed and applied to multi- variable control. The cluster algorithm of parameters and structure of the network and the online self- learning algorithm were also discussed. Simulation results indicate that these algorithms are effective and the T- S fuzzy RBF network controller has good adaptability.

Key words: fuzzy control; the RBF neural network; multi- variable control; adaptive control.

(责任编辑: 杨耀辉)

专著简介

《康明斯(Cummins) 车用柴油机构造与检修》简介

由广东工业大学汽车教研室曾建谋副教授编著的《康明斯(Cummins) 车用柴油机构造与检修》一书, 于 1999 年 5 月由广东科技出版社出版. 该书是车用柴油机维修的专著.

康明斯柴油机是世界有名的柴油机生产企业——美国康明斯发动机公司(Cummins Engine Company) 的名牌产品. 用于汽车上的康明斯柴油机主要是康明斯 B 系列柴油机及少数康明斯 C 系列柴油机.

该书全面、系统地介绍康明斯车用柴油机的结构原理、技术参数、拆装过程、故障排除及维修技术. 重点介绍了康明斯柴油机用 VE 型分配式喷油泵、直列柱塞式 A 型喷油泵、废气涡轮增压器及中冷器.

该书可供汽车工程技术人员、修理工和驾驶员学习参考. 也可作为大中专院校汽车专业的教学参考书.

(本刊编辑部)